ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2019, № 1-2

УДК 004.93

В.В. Хома, Ю.В. Хома, Д.В. Сабодашко, П.П. Хома
Національний університет «Львівська політехніка», Україна
вул. Степана Бандери, 12, Львів, 79013

АВТОЕНКОДЕРИ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ПРОМАХІВ СИГНАЛІВ ЕКГ У СИСТЕМІ БІОМЕТРИЧНОЇ АВТЕНТИФІКАЦІЇ

V.V. Khoma, Y.V. Khoma, D.V. Sabodashko, P.P. Khoma
Lviv Polytechnic National University, Ukraine
12, Stepan Bandera St., Lviv, 79013

AUTOENCODER FOR ECG SIGNAL OUTLIER PROCESSING IN SYSTEM OF BIOMETRIC AUTHENTICATION

У статті представлено новий, заснований на автоенкодерних нейронних мережах (автоенкодерах) метод визначення та коригування аномалій сигналів електрокардіограми. Зазвичай, ЕКГ-записи із серйозними спотвореннями форми розглядають як аномалії, тобто промахи та виключають їх під час проведення аналізу. Однак, це призводить до зменшення статистичної бази ЕКГ-даних і може суттєво впливати на точність біометричної системи. Головна ідея статті полягає у тому, щоб збільшити доступну кількість ЕКГ-даних, використовуючи потужні техніки самонавчання для корекції пошкоджених сегментів. Під час проведення експериментів оптимізовано архітектуру автоенкодера для виявлення промахів у ЕКГ-сигналах. Для верифікації запропонованого методу використано відкриту базу даних Physionet ECG-ID. Проведено порівняльну оцінку із результатами попередніх досліджень, де розглядалася корекція аномалій на основі статистичного підходу. Хоча автоенкодер показав дещо нижчу точність порівняно із статистичним методом, але при цьому він значно спрощує побудову систем біометричної ідентифікації, оскільки не вимагає прецизійного налаштування гіперпараметрів.
Ключові слова: нейронні мережі, сигнал ЕКГ, біометрика, виявлення аномалій, коригування промахів

A novel method for ECG signal outlier processing based on autoencoder neural networks is presented in the article. Typically, heartbeats with serious waveform distortions are treated as outliers and are skipped from the authentication pipeline. The main idea of the paper is to correct these waveform distortions rather them in order to provide the system with better statistical base. During the experiments, the optimum autoencoder architecture was selected. An open Physionet ECG-ID database was used to verify the proposed method. The results of the studies were compared with previous studies that considered the correction of anomalies based on a statistical approach. On the one hand, the autoencoder shows slightly lower accuracy than the statistical method, but it greatly simplifies the construction of biometric identification systems, since it does not require precise tuning of hyperparameters.
Keywords: neural networks, ECG signal, biometrics, anomalies detection, outliers correction

Вступ

Біометрика – галузь науки і техніки, мета якої полягає в розпізнаванні людини за допомогою унікальних біологічних ознак. Ці ознаки, також відомі, як біологічні маркери, можуть бути фізіологічного чи поведінкового походження, наприклад: відбитки пальців, райдужна оболонка, зображення обличчя, геометрія руки, або відповідно голос, підпис, манера набору на клавіатурі тощо.

Зазвичай, біологічні маркери повинні відповідати таким вимогам [9]: унікальність для кожної особи; універсальність (наявність у всіх індивідуумів); стабільність в часі; легкість зйому чи вимірювання; низька чутливість до інших фізіологічних факторів (стрес, втома).

Існують також додаткові характеристики біомаркерів, які не є першочерговими, але наявність яких вважається суттєвою перевагою: стійкість до підробки (складність повторення); підтвердження життєдіяльності (притаманна лише живим суб'єктам); неперервна природа (постійна доступність для вимірювання).

Постановка проблеми

Швидке зростання інформаційних цифрових технологій зробило кібербезпеку і захист даних однією з найважливіших проблем на ринку як технічної з точки зору, так і з позицій бізнес-застосувань. Відтак спостерігається істотне зростання попиту на достовірні та надійні біометричні методи розпізнавання людини.

Класичні підходи виходять із припущення, що різні фізіологічні чи поведінкові моделі є індивідуальними, унікальними і майже не змінними з плином часу. В основному, вони базуються на безпосередньому порівнянні зареєстрованого біомаркера із еталонним записом, що зберігається у базі даних (наприклад, відбиток пальця чи фото обличчя), що не завжди забезпечує належну надійність автентифікації і не задовольняє наявні потреби ринку. Саме тому пошук та дослідження нових, альтернативних біометричних технік є важливим і перспективним напрямком у галузі кібербезпеки [13].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Біометричні системи працюють в одному за двома основними сценаріями: автентифікації або ідентифікації [9]. У процесі автентифікації біометрична система повинна перевірити чи є людина тим, ким себе заявляє. А от ідентифікація вимагає від біометричної системи розпізнати (ідентифікувати) кому із визначеного списку суб'єктів належить аналізований біомаркер. Формально, обидва сценарії можна розглядати як завдання класифікації - бінарної (збіг один до одного) чи багатокласової (збіг один до багатьох) [9], [11].

Автентифікацію можна реалізувати двома різними способами. Перший спосіб називається збіг один до одного. Він базується на зіставлені результатів поточного аналізу біомаркера користувача із референтним записом (образом), одержаним на стадії калібрування системи. Автентифікація вважається успішною, якщо певні міри подібності (наприклад, Евклідова відстань) не перевищують встановлених порогових значень [9]. Інший спосіб називається збіг один до багатьох. Він вимагає типової бази даних із великим числом біомаркерів з певними варіаціями. За цього способу автентифікація вважатиметься успішно пройденою лише у тому випадку, якщо біометрична система за результатами аналізу біомаркера позитивно класифікує заявлену особу серед великого числа зареєстрованих користувачів.

Сценарій ідентифікації очікує від біометричної системи віднесення аналізованого біомаркера до найбільш схожого суб'єкта серед тих, що є у базі даних. Особливістю сценарію ідентифікації є так звана опція невизначеності. На відміну від режиму багатокласової автентифікації, де система завжди приймає рішення про надання чи відмову у доступі заявленому суб'єкту, за ідентифікації може бути результат не розпізнання суб'єкта, у випадку недосягнення порогів довіри на всіх виходах класифікатора [11], [15].

Однією з найбільш новітніх та цікавих концепцій у біометричних дослідженнях є розпізнавання на підставі реєстрації і опрацювання біосигналів. Електрокардіограма (ЕКГ), електро-енцефалограма (ЕЕГ), фотоплетизмограма (ФПГ), біоімпедансний аналіз (БІА) та інші види біосигналів традиційно використовуються у медичній діагностиці. Однак, в останні роки є численні дослідження, націлені на їх використання як альтернативного джерела біометричних маркерів [9], [10], [22].

На цей час сигнал ЕКГ, з погляду перспектив застосування у біометриці, виглядає найбільш привабливим [6], [15]. Це зумовлено тим, що електрокардіограма має краще серед інших біосигналів відношення сигнал/шум (Signal to Noise Ratio - SNR) та чітко простежуваний періодичний характер [10]. Форма ЕКГ-хвилі зумовлена анатомічними особливостями серця, зокрема його розмірами і розташуванням, що робить електрокардіограму унікальним біомаркером для кожної особи. Крім того, ЕКГ-сигнал є стабільним упродовж тривалого часу (за винятком виникнення серцево-судинних захворювань) [22]. На відміну від електроенцефалограми чи біоімпедансу, які можуть змінюватися під впливом таких факторів, як стрес, втома, потіння шкіри, зміна ваги тіла, тощо, електрокардіограма виявляє інваріантність до подібних впливів. Крім того, електрокардіограму можна записувати з кінчиків пальців [4], [6], що є доволі зручним способом для практичного застосування.

Одним із найважливіших завдань розробки біометричної системи на основі ЕКГ є отримання сигналу належної якості. Це може бути проблематично, оскільки інформативна форма хвилі змішується з різними перешкодами (шум, дихання, м'язова активність тощо). Не зважаючи на періодичну природу, деякі частини ЕКГ-запису, що відповідають окремим ударам серця, можуть бути значною мірою спотворені і відтак трактуватися як аномалії чи промахи [1], [2], [20]. У теорії вимірювань найбільш поширеним вирішенням цієї проблеми є виявлення аномальних зразків та їх подальше відкидання. У [11] пропонується піддавати аномальні частини ЕКГ-сигналу відповідній корекції, щоб забезпечити систему прийняття рішення більшою статистичною базою.

Мета дослідження

Метою даної статті є розроблення і дослідження нового методу виявлення аномальних відхилень у ЕКГ-записах, який базується на використанні такого нового і потужного інструменту машинного навчання, як нейромережеві автоенкодери.

Подальша структура статті виглядає так: у розділі "Проектування біометричної системи" представлено загальну структуру і опис біометричних систем на основі ЕКГ; у розділі "Коригування промахів" подано детальне пояснення процедури заміщення вибірок ЕКГ-сигналу із аномальними відхиленнями, що підкріплено візуальними прикладами; розділ "Експерименти та результати" містить інформацію про підготовку, проведення та результати експериментів; у останньому розділі наведено результати досліджень та висновки.

Проектування біометричної системи

Зазвичай процес біометричної автентифікації включає такі основні етапи: отримання даних, попередня обробка, виділення та відбір характерних ознак, і, нарешті, розпізнавання (класифікація) [7], [15], [23]. Цей опис є дуже узагальненим і може мати різні модифікації залежно від деталей імплементації. У даній статті ми використали системну архітектуру (рис. 1) із нашого попереднього дослідження [11].

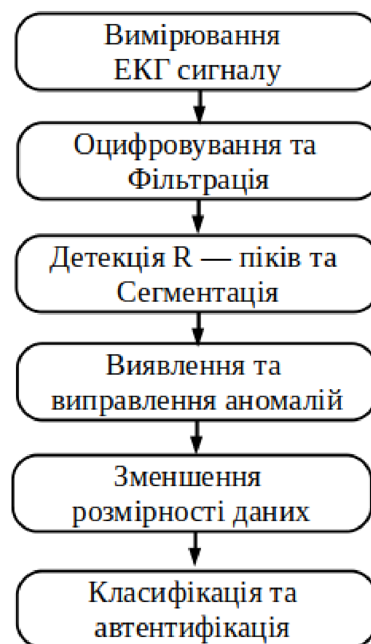


Рис. 1. Блок-схема системи біометричної автентифікації на основі ЕКГ

До складу біометричної системи автентифікації входять такі компоненти: аналогова вимірювальна схема з двома чи трьома електродами для відбору сигналу із так званого першого відведення [19]. За аналоговою частиною слідує аналого-цифровий перетворювач, оцифровані вибірки ЕКГ-сигналу з якого передаються на мікроконтролер або ПК, для подальшого опрацювання.

Записи із «сирим» сигналом ЕКГ відфільтровуються за допомогою двох фільтрів Баттерворта: низькочастотний для усунення дрейфу ізолінії і дихальних завад та високочастотний для придушення шумів, зокрема мережевої завади 50 Гц. Знешумлений сигнал нормалізується до діапазону [-1; 1]. Сегментація ЕКГ-запису на окремі серцеві цикли відбувається за алгоритмом Гамільтона за виявленими зубцями R.

Найбільш інформативними є P- і T-хвилі, а також комплекс QRS, що займає центральну, відносно R-піка, частину серцевого циклу. Тому відтинки на початку і в кінці серцевого циклу, що представлені здебільшого ізолініями, відкидалися, як малоінформативні та не використовувалися для автентифікації.

Вкрай важливою для підвищення достовірності результатів автентифікації є за-

пропонована авторами процедура виявлення і коригування промахів у сегментах ЕКГ, а також зменшення розмірності вхідного сигналу за допомогою відомого методу головних компонент (Principal Component Analysis - PCA). Заключним етапом є автентифікація користувача шляхом класифікації електрокардіограм [8]. Модель класифікатора збудовано на основі методу лінійного дискримінантного аналізу (Linear Discriminant Analysis - LDA) [11]. Цей метод є обчислювально простим і має доступні бібліотеки з відкритим кодом. Крім того, як показано у роботах [15, 23], лінійний дискримінантний аналіз демонструє досить високу точність розпізнавання за ЕКГ-сигналами.

Коригування промахів

Якість ЕКГ-записів може серйозно деградувати під дією низки різноманітних впливів, наприклад, через м'язовий шум, дихальні завади, зміщення електродів тощо. Тому часто окремі серцеві цикли можуть містити суттєві відхилення від середньостатистичних значень, а відтак трактуватися як аномалія чи промах.

Вдалим рішенням для розуміння специфіки промахів на ЕКГ-сигналі є візуальна оцінка шляхом багатократного накладання сегментів ЕКГ. Для цього оригінальний сигнал розбивається на сегменти, що відповідають окремим скороченням серця із подальшим центруванням за R-зубцями. Приклади промахів в реальному сигналі ЕКГ наведено на рис. 2.

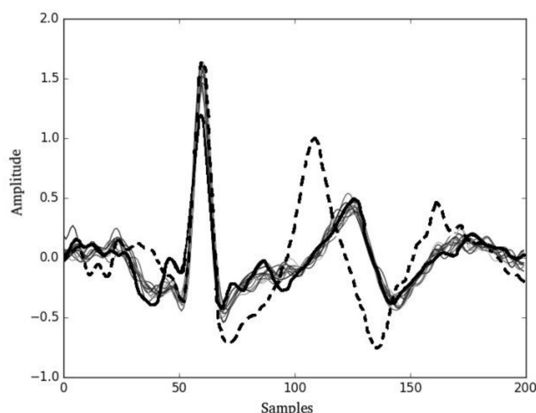


Рис. 2. Аномалії в ЕКГ-сигналах: незначна (потовщена крива) і значна (пунктирна крива)

Класичні підходи визначення аномалій ґрунтується на оцінюванні евклідової відстані між сегментами ЕКГ. Якщо відхилення вибірок у деяких сегментах не вписуються у заданий діапазон, то їх ідентифікують, як промахи і відкидають. Основним недоліком такого підходу є те, що він заснований на інтегральній оцінці, яка не завжди враховує локальні особливості аномалій. У багатьох випадках невеликі аномалії зосереджені в певній частині сегменту, наприклад, P- або T-хвилях. Відтак їх загальний вплив на евклідову відстань може бути відносно не значним, але, разом з цим, такий зразок буде мати дестабілізуючий ефект і може призвести до некоректних результатів класифікації.

У попередній роботі [11] автори запропонували метод, який може одночасно виявляти невеликі та значні аномалії. Окрім того, було запропоновано проводити коригування спотворених сегментів сигналу.

В даній роботі пропонується розглянути альтернативний підхід, суть якого полягає у використанні технології машинного навчання замість формальних методів, що базуються на обчисленнях за аналітичними виразами. Для цього завдання існують різні інструменти, але, на думку авторів, найбільш придатними є нейронні мережі автоенкодерного типу [3].

Автоенкодер – це спеціальний тип нейронної мережі, для якої вхідний і вихідний вектор повинні збігатися. Зазвичай автоенкодери застосовуються для виділення характерних ознак (англ. Feature Extraction). У символічному вигляді їх можна представити так:

$$g[f(x)] = x, \quad (1)$$

де f – функція енкодера;

g – функція декодера;

x – вхідний вектор.

Нейронні мережі на основі автоенкодерів є відносно простими і складаються з двох частин: енкодера та декодера. Енкодер за певним алгоритмом стискає вхідні значення і подає їх у формі латентного простору («коду»), тоді як декодер намагається реконструювати вхідні дані з цього латентного

простору. Виконуючи цю процедуру ітераційно, модель знаходить оптимальні параметри (ваги) нейромережі, які зберігають реконструйовані значення близькими до вхідних, наскільки це можливо. Цей підхід працює, оскільки розмірність вектора в латентному просторі значно менша, ніж вхідного вектора в початковому просторі. Таким чином, кодується найбільш важлива, відтворювана інформація, тоді як шум та артефакти автоматично видаляються. Після декодування вихідний вектор схожий на вхідний, але в ньому вже майже відсутні викривлення та аномалії. Існує багато різних модифікацій автоенкодерів, але даній роботі ми будемо використовувати так званий «ванільний» автоенкодер із найпростішою архітектурою, як показано на рис. 3 [3].

Основними перевагами нейронних мереж на основі автоенкодера є те, що вони легко адаптуються до даних, прості в імплементації, швидко навчаються, і відзначаються відносно високою обчислювальною ефективністю. При цьому слід звернути увагу на такі моменти:

- автоенкодери є чутливими до даних, а отже модель працюватиме коректно лише з тими даними, на яких вона була натренована (або на даних зі схожим розподілом);
- автоенкодери реалізують стиснення із втратами, тобто завжди відновлені декодером дані будуть дещо змінені, порівняно з оригіналом.

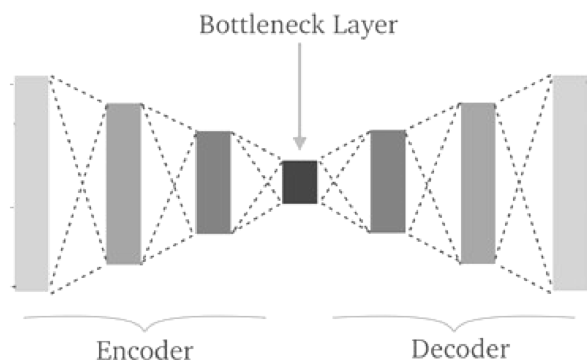
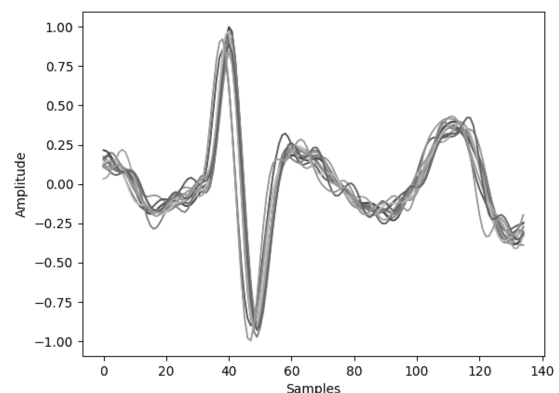


Рис. 3. Архітектура автоенкодера [3]

На цей час автоенкодери є досить популярним у багатьох застосуваннях типом нейронних мереж. Вони широко використовуються для зменшення розмірності даних, нелінійної фільтрації, знешумлення, тощо.

Запропонований метод коригування промахів складається із таких етапів:

1. Модель автоенкодера тренується на кожному окремому сегменті ЕКГ. Під час навчання підбираються ваги, які мінімізують похибку реконструкції на навчальному наборі даних.
2. Подаючи на так натреновану модель поточні, наприклад, тестові дані та порівнюючи різницю між значеннями оригіналу і реконструйованого сигналу, автоенкодер визначає інтервали в ЕКГ-сигналі, що містять аномальні значення вибірок (перевищення заданого порогу).
3. Якщо аномальні вибірки ЕКГ-сигналу послідовно йдуть одна за одною упродовж певного інтервалу (вікна), то цей фрагмент сигналу розглядають як промах.
4. Аномальні вибірки у вікні замінюють усередненими значеннями решти сегментів ЕКГ за методикою описаною в роботі [11].



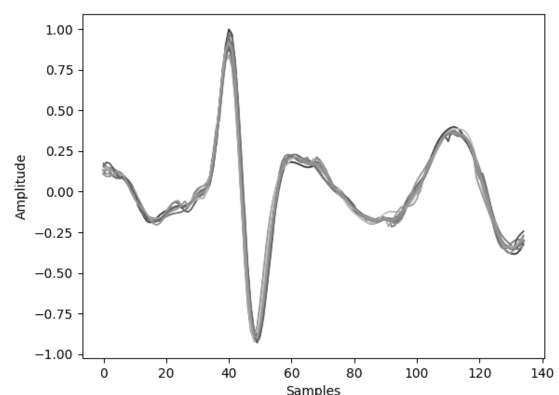


Рис. 4. Результати використання корекції промахів на автоенкодері: серцеві удари на ЕКГ до (вгорі) та після (внизу) корекції

Деякі зразки ЕКГ-сегментів з промахами до та після корекції візуалізовано на рис. 4. На основі проведених нами досліджень встановлено, що найчастіше коригування виконується для P- та T-хвиль. Комплекс QRS коригується не так часто. Число коригованих ЕКГ-сегментів варіюється для різних користувачів – у деяких не було жодної корекції, а декому необхідно коригувати десятки сегментів).

Візуальний аналіз графіків на рис. 4 показує, що в результаті коригування серцеві цикли стають більш подібними, але все одно залишається чимало відмінностей. Це є корисний результат, так як попри те що сигнали в межах одного класу стають більше схожими, між ними все одно залишається деякий розкид, який дає змогу натренувати більш надійний та стійкий класифікатор.

Експерименти та результати

Доцільно порівняти запропонований метод із розробленим раніше, що базується на апараті математичної статистики [11]. Дослідження проводились на відкритій базі даних Physionet ECG-ID [15]. Цю базу даних було створено з метою ідентифікації людини. Було отримано записи від 90 користувачів, серед яких 44 чоловіки та 46 жінки. Деякі користувачі мають лише декілька записів, зроблених упродовж одного дня. У той же час, інші користувачі мають понад 20 записів, зроблених періодично упродовж 6 місяців.

Деталі експерименту були повністю відтворені за методикою описаною в роботі [11], за винятком частини корекції промахів. Для класифікації застосовано алгоритм лінійного дискримінантного аналізу. Розмірність вхідних даних було зменшено з 270 до 30 за допомогою ортогонального перетворення на основі методу головних компонент.

Для проведення експериментів використовували Python 2.7. Крім того, було використано такі середовища та бібліотеки: SciPy [17], NumPy, matplotlib, sci-kit learn. Вихідний код проекту можна знайти в [5]. Модель автоенкодера збудовано за допомогою модуля H2OAutoEncoderEstimator з бібліотеки h2o.

Під час експерименту емпірично проведено підбір оптимальної архітектури автоенкодера, зокрема функції активації, числа шарів та нейронів, а також двох гіперпараметрів, що використовуються на етапі коригування похибок: довжина вікна та поріг. Довжина вікна визначається числом вибірок і характеризує інтервал із аномальним відхиленням миттєвих значень ЕКГ-сигналу, а поріг задає допустимий рівень середньоквадратичного відхилення [11].

Для оцінювання ефективності роботи імплементованої системи біометричної автентифікації використано такі загальновживані метрики:

- помилка першого виду FRR (False Reject Rate) – ймовірність того, що система автентифікації відмовить у доступі законному користувачу або, як часто говорять, що система приймає «свого» за «чужого»;
- помилка другого роду FAR (False Accept Rate) – ймовірність того, що система автентифікації надасть доступ не зареєстрованому користувачу, тобто прийме «чужого» за «свого».

В таблиці 1 наведено типові значення параметрів FAR та FRR для сучасних систем автентифікації із різними видами біометричних параметрів.

Таблиця 1. Типові значення похибок систем автентифікації [16]

Біометричний параметр	**Помилка I роду (FRR)**	**Помилка II роду (FAR)**
Відбиток пальця	0,01 - 0,0001	0,002 - 0,0001
Геометрія кисті руки	0,001	0,000001
Райдужна оболонка ока	0,009	0,000001
Тримірне зображення обличчя	0,103	0,0047

Таблиця 2. Помилки автентифікації FRR/FAR після коригування промахів для моделі з активаційною функцією tanh і числом нейронів [100, 100, 100, 100]

Поріг	Довжина вікна, число вибірок			
	5	10	20	30
0.75	0,04/ 0,0013	0,029/ 0,0011	0,024/ 0,0009	0,03/ 0,0017
0.8	0,04/ 0,0013	0,04/ 0,0016	0,019/ 0,0018	0,018/ 0,0017
0.85	0,04/ 0,0014	0,028/ 0,0008	0,022/ 0,0004	0.023/ 0,0009
0.9	0,04/ 0,001	0,04/ 0,0009	0,03/ 0,0008	0,021/ 0,0006
0.95	0,05/ 0,0018	0,05/ 0,001	0,04/ 0,0009	0,04/ 0,0013

Таблиця 3. Помилки автентифікації FRR/FAR після коригування промахів для моделі з активаційною функцією ReLU і числом нейронів [100, 100, 100, 100]

Поріг	Довжина вікна, число вибірок			
	5	10	20	30
0.75	0,018/ 0,0004	0,014/ 0,0007	0,015/ 0,0009	0,04/ 0,0025
0.8	0,023/ 0,0007	0,025/ 0,0009	**0,015/ 0,0003**	0,016/ 0,0015
0.85	0,021/ 0,0005	0,016/ 0,001	0,014/ 0,0005	0,018/ 0,0019
0.9	0,027/ 0,0007	0,022/ 0,0006	0,016/ 0,0004	0,018/ 0,0003
0.95	0,05/ 0,0016	0,03/ 0,001	0,029/ 0,0006	0,03/ 0,001

Результати класифікації стосуються тестового набору даних. Вибір гіперпараметрів здійснювався шляхом параметричного пошуку. Експерименти виконано за використання автоенкодера, що мав 4 приховані шари зі 100 нейронами у кожному шарі. Функціями активації було обрано гіперболічний тангенс (tanh) і ReLU. Як випливає з таблиці 3, модель на основі функції ReLU демонструє нижчі помилки автентифікації. Найкращий результат досягнуто за довжини вікна у 20 вибірок із порогом 80 %. За показниками похибок автентифікації першого та другого роду метод виявлення промахів у сигналах ЕКГ на основі автоенкодера перевершує представлений раніше у роботі [11] метод, що базується на стандартних відхиленнях (відповідно похибки автентифікації FRR=0,015 і FAR=0,0003 проти FRR=0,017 і FAR=0,0009).

Висновки

Розпізнавання користувачів за таким біомаркером як електрокардіограма має низку переваг і є перспективним для побудови систем біометричної автентифікації. У роботі представлено результати розроблення і верифікації нового методу виявлення та коригування промахів сигналу ЕКГ з метою підвищення точності автентифікації. Цей метод базується на застосуванні особливого виду нейронних мереж – автоенкодерах.

Запропонований підхід передбачає, що на вхід автоенкодера подається ЕКГ-сигнал який пройшов попереднє опрацювання засобами цифрової обробки сигналів (фільтрація, нормалізація, сегментація). Автоенкодер почергово здійснює компресію і декомпресію (реконструкцію) вхідного сигналу. Реконструйований сигнал порівнюється із вхідним та обчислюється середньоквадратична похибка. Ця похибка використовується для виявлення фрагментів ЕКГ-сигналу, відхилення яких перевищує допустимий поріг – промахів, і які потрібно додатково піддати корекції, перед тим як проводити автентифікацію. Головною перевагою запропонованого методу порівняно із описаним у роботі [11] є менше число гіперпараметрів для налаштування моделі.

За результатами досліджень доведено можливість визначати промахи ЕКГ-сигналу за допомогою автоенкодерів та у подальшому їх коригувати. Валідацію запропонованого підходу здійснено на відкритій

базі даних Physionet ECG-ID. В ході експериментів було підібрано оптимальну архітектуру автоенкодера: функція активації ReLU, 4 прихованих шари, 100 нейронів у кожному із шарів. Досягнуто таких значень похибок автентифікації I і II роду – FRR=0,015 і FAR=0,0003, що знаходиться на рівні біометричних систем автентифікації за відбитками пальців.

Література

1. AlMahamdy, M., & Riley, H.B. (2014). Performance Study of Different Denoising Methods for ECG Signals. Procedia Computer Science, 37, 325–332. doi:10.1016/j.procs.2014.08.048
2. Aslanger, E., & Yalin, K. (2012). Electromechanical association: a subtle electrocardiogram artifact. Journal of Electrocardiology, 45(1), 15–17. doi:10.1016/j.jelectrocard.2010.12.162
3. Dertat, A. (n.d.). Applied Deep Learning - Part 3: Autoencoders URL: https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-3
4. Duda, R.O., Hart, P.E., & Stork, D.G. (2007). Pattern Classification. Journal of Classification. doi:10.1007/s00357-007-0015-9
5. ECG identification. (n.d.). URL: https://github.com/YuriyKhoma/ecg-identification
6. Fratini, A., Sansone, M., Bifulco, P., & Cesarelli, M. (2015). Individual identification via electrocardiogram analysis. BioMedical Engineering OnLine, 14(1). pp. 1-23. doi:10.1186/s12938-015-0072-y
7. Hodge, V., & Austin, J. (2004). A Survey of Outlier Detection Methodologies. Artificial Intelligence Review, 22(2), 85–126. doi:10.1023/b:aire.0000045502.10941.a9
8. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. The MIT Press.
9. Jain, A.K., Flynn, P., & Ross, A.A. (Eds.). (2008). Handbook of Biometrics. Springer, doi:10.1007/978-0-387-71041-9
10. Jenkins, D., & Gerred S. (2011). ECGs by Example. (3-rd Eds.). Elsilver.
11. Khoma, V., Pelc, M., Khoma, Y., & Sabodashko, D. (2018). Outlier Correction in ECG-Based Human Identification. Advances in Intelligent Systems and Computing, 11–22. doi:10.1007/978-3-319-75025-5_2
12. Kindt, E.J. (2013). Privacy and Data Protection Issues of Biometric Applications. Springer. doi:10.1007/978-94-007-7522-0
13. Kochan, O., Sapojnyk, H., & Kochan, R. (2013). Temperature field control method based on neural network. 2013 IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS). doi:10.1109/idaacs.2013.6662632
14. Lourenço, A., Silva, H., Carreiras, C., & Fred, A. (2013). Outlier Detection in Non-intrusive ECG Biometric System. Image Analysis and Recognition, 43–52. doi:10.1007/978-3-642-39094-4_6
15. Lugovaya, T.S. (2005). Biometric human identification based on electrocardiogram. [Master's thesis] Faculty of Computing Technologies and Informatics, Electrotechnical University "LETI".
16. Олешко, І.В. (2014). Моделі та методи оцінки захищеності механізмів багатофакторної автентифікації від несанкціонованого доступу. Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук, Харків.
17. SciPy. (n.d.). URL: https://www.scipy.org/
18. Shen, T.W., Tompkins, W.J., & Hu, Y.H. (2002). One-lead ECG for identity verification. Proceedings of the Second Joint 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society] [Engineering in Medicine and Biology. pp. 62-63 doi:10.1109/iembs.2002.1134388
19. Tax, D., & Duin, R. (2001). Outliers and data descriptions. In: Proc. 7th Annual Conf. Advanced School for Computing and Imaging (ASCI).
20. The Physionet Records. (n.d.). URL: https://physionet.org/physiobank/database/ecgiddb/
21. Urigüen, J.A., & Garcia-Zapirain, B. (2015). EEG artifact removal—state-of-the-art and guidelines. Journal of Neural Engineering, 12(3), 031001. doi:10.1088/1741-2560/12/3/031001
22. Varshney, M., Chandrakar, C., & Sharma, M. (2014). A Survey on Feature Extraction and Classification of ECG Signal. International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering, Vol. 3, Issue 1, pp. 6572-6576.
23. Wieclaw, L., Khoma, Y., Falat, P., Sabodashko, D., & Herasymenko, V. (2017). Biometrie identification from raw ECG signal using deep learning techniques. 2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). doi:10.1109/idaacs.2017.8095063
24. Zhengbing, H., Jotsov, V., Jun, S., Kochan, O., Mykyichuk, M., Kochan, R., & Sasiuk, T. (2016). Data science applications to improve accuracy of thermocouples. 2016 IEEE 8th International Conference on Intelligent Systems (IS). doi:10.1109/is.2016.7737419

References

1. AlMahamdy, M., & Riley, H.B. (2014). Performance Study of Different Denoising Methods for ECG Signals. Procedia Computer Science, 37, 325–332. doi:10.1016/j.procs.2014.08.048
2. Aslanger, E., & Yalin, K. (2012). Electromechanical association: a subtle electrocardiogram artifact. Journal of Electrocardiology, 45(1), 15–17. doi:10.1016/j.jelectrocard.2010.12.162
3. Dertat, A. (n.d.). Applied Deep Learning - Part 3: Autoencoders URL: https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-3

4. Duda, R.O., Hart, P.E., & Stork, D.G. (2007). Pattern Classification. Journal of Classification. doi:10.1007/s00357-007-0015-9
5. ECG identification. (n.d.). URL: https://github.com/YuriyKhoma/ecg-identification
6. Fratini, A., Sansone, M., Bifulco, P., & Cesarelli, M. (2015). Individual identification via electrocardiogram analysis. BioMedical Engineering OnLine, 14(1). pp. 1-23. doi:10.1186/s12938-015-0072-y
7. Hodge, V., & Austin, J. (2004). A Survey of Outlier Detection Methodologies. Artificial Intelligence Review, 22(2), 85–126. doi:10.1023/b:aire.0000045502.10941.a9
8. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep learning. The MIT Press.
9. Jain, A.K., Flynn, P., & Ross, A.A. (Eds.). (2008). Handbook of Biometrics. Springer, doi:10.1007/978-0-387-71041-9
10. Jenkins, D., & Gerred, S. (2011). ECGs by Example. (3-rd Eds.). Elsilver.
11. Khoma, V., Pelc, M., Khoma, Y., & Sabodashko, D. (2018). Outlier Correction in ECG-Based Human Identification. Advances in Intelligent Systems and Computing, 11–22. doi:10.1007/978-3-319-75025-5_2
12. Kindt, E.J. (2013). Privacy and Data Protection Issues of Biometric Applications. Springer. doi:10.1007/978-94-007-7522-0
13. Kochan, O., Sapojnyk, H., & Kochan, R. (2013). Temperature field control method based on neural network. 2013 IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS). doi:10.1109/idaacs.2013.6662632
14. Lourenço, A., Silva, H., Carreiras, C., & Fred, A. (2013). Outlier Detection in Non-intrusive ECG Biometric System. Image Analysis and Recognition, 43–52. doi:10.1007/978-3-642-39094-4_6
15. Lugovaya, T.S. (2005). Biometric human identification based on electrocardiogram. [Master's thesis] Faculty of Computing Technologies and Informatics, Electrotechnical University "LETI".
16. Oleshko, I.V. (2014). Modeli ta metodi ocinki zahishhenosti mehanizmiv bagatofaktornoï avtentifikaciï vid nesankcionovanogo dostupu. Avtoreferat disertaciï na zdobuttja naukovogo stupenja kandidata tehnichnih nauk, Harkiv.
17. SciPy. (n.d.). URL: https://www.scipy.org/
18. Shen, T.W., Tompkins, W.J., & Hu, Y.H. (2002). One-lead ECG for identity verification. Proceedings of the Second Joint 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society] [Engineering in Medicine and Biology. pp. 62-63 doi:10.1109/iembs.2002.1134388
19. Tax, D., & Duin, R. (2001). Outliers and data descriptions. In: Proc. 7th Annual Conf. Advanced School for Computing and Imaging (ASCI).
20. The Physionet Records. (n.d.). URL: https://physionet.org/physiobank/database/ecgiddb/
21. Urigüen, J.A., & Garcia-Zapirain, B. (2015). EEG artifact removal—state-of-the-art and guidelines. Journal of Neural Engineering, 12(3), 031001. doi:10.1088/1741-2560/12/3/031001
22. Varshney, M., Chandrakar, C., & Sharma, M. (2014). A Survey on Feature Extraction and Classification of ECG Signal. International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering, Vol. 3, Issue 1, pp. 6572-6576.
23. Wieclaw, L., Khoma, Y., Falat, P., Sabodashko, D., & Herasymenko, V. (2017). Biometrie identification from raw ECG signal using deep learning techniques. 2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). doi:10.1109/idaacs.2017.8095063
24. Zhengbing, H., Jotsov, V., Jun, S., Kochan, O., Mykyichuk, M., Kochan, R., & Sasiuk, T. (2016). Data science applications to improve accuracy of thermocouples. 2016 IEEE 8th International Conference on Intelligent Systems (IS). doi:10.1109/is.2016.7737419

RESUME

V.V. Khoma, Y.V. Khoma, D.V. Sabodashko, P.P. Khoma

Autoencoder for ECG signal outlier processing in system of biometric authentication

The main purpose of this article is to develop and validate a novel method of ECG signal outlier processing based on autoencoder neural networks for systems of biometric human authentication. The advantage of the approach proposed is increased statistical base that is used for training of recognition and classification algorithms and results in higher accuracy and reliability of authentication process.

The proposed algorithm is based on a special type of artificial neural networks – autoencoders and includes following stages:

1. The autoencoder model is trained on each separate segment of ECG signal, that corresponds to a single heartbeat.
2. After the training, the data is feed into a model. The difference between the original and the reconstructed signal (reconstruction error), is calculated and indicates potential outliers (anomalies).
3. If the duration of the abnormal interval exceeds a certain value, then the entire ECG segment (heartbeat) of the signal is considered as outlier and further correction is required.

4. Finally on the correction stage, all abnormal segments are being replaced with mean values of neighboring heartbeats.

The validation of the approach proposed was carried out on an open-source Physionet ECG-ID database. The following metrics were used to evaluate the performance of the implemented biometric authentication system:

- Type I error or FRR (False Reject Rate) - the probability that system will not be able to authenticate a registered user.
- Type II error or FAR (False Accept Rate) - the probability that system authenticates an unregistered user.

Model hyperparameters were selected using grid search. The best results were obtained for a model based on 4 hidden layers with 100 neurons in each layer and ReLU activation function (FAR = 0.0003, FRR = 0.015). It should also be noted that according to our study, the most frequent adjustments are made for P- and T-waves.

Надійшла до редакції 3.06.2019

